

## ГЕНЕРАТИВНІ КОНКУРЕНТНІ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВІДНОВЛЕННЯ ГРАФІЧНОГО КОНТЕНТУ ТА ЗАФАРБОВУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

### Вступ

Зафарбовування зображень (image inpainting) – це техніка комп'ютерного зору, яка дозволяє відновлювати та реконструювати відсутні або пошкоджені ділянки зображень на основі контексту навколишніх пікселів. Вона є важливою у дослідженнях комп'ютерного зору, фотографії та цифрових медіа, і завдяки розвитку методів глибокого навчання значно підвищилася якість та практична застосовність цих рішень.

Процес зафарбовування (inpainting) передбачає використання маски, яка визначає області, що потребують відновлення. Зазвичай маска формується на основі чорно-білого перетворення оригінального зображення: білі пікселі позначають ділянки для заповнення, чорні – ті, які залишаються незмінними. Пікселі, виділені маскою, відновлюються за допомогою алгоритму генерації [1].

Існуючі підходи до видалення небажаних об'єктів у зображеннях поділяють на два основні класи: методи зафарбовування та методи копіювання-переміщення. Останні передбачають заповнення ділянки, що видаляють, частиною іншого зображення або іншої області того ж зображення, але вони обмежені простими сценами та не ефективні для обличчя або складних композицій. Традиційні методи зафарбовування використовувалися для реставрації пошкоджених старих зображень або усунення дрібних дефектів, таких як подряпини, шум, текст чи артефакти [2].

Сучасні генеративні методи inpainting, включно з GAN та авторегресивними моделями, дозволяють відновлювати як текстурні, так і структурні елементи зображень. Вони здатні видаляти об'єкти будь-якої форми та розміру без помітних слідів, що особливо важливо для обробки складних та великих ділянок зображень. Подальші дослідження зосереджені на підвищенні ефективності відновлення в реальному часі та на адаптації алгоритмів до різних форм масок, включаючи екстремальні випадки, де більша частина зображення відсутня.

Актуальність досліджень у сфері зафарбовування зображень зумовлена зростаючою потребою у відновленні та редагуванні цифрового контенту в умовах поширення великих обсягів зображень у соціальних мережах, медіа та архівах. Надійні методи inpainting дозволяють не лише усувати дефекти та видаляти небажані об'єкти, але й автоматично відновлювати відсутні частини складних сцен, зберігаючи їхню текстурну та структурну цілісність. Сучасні підходи включають класичні алгоритми на основі інтерполяції та копіювання-переміщення, а також методи глибокого навчання, зокрема генеративні конкурентні мережі (GAN), автокодери та трансформери, які демонструють високу здатність до відновлення великих і складних ділянок зображень. Особливо популярними є GAN-базовані моделі, що поєднують генеративну здатність із використанням контекстуальних масок, забезпечуючи реалістичне та безшовне заповнення відсутніх областей. Розробка таких алгоритмів є ключовою для підвищення ефективності автоматизованих систем редагування та обробки графічного контенту в різних галузях.

### Аналіз останніх досліджень та публікацій

Розвиток напрямку безшовного видалення об'єктів із зображень передбачає впровадження нових архітектур нейронних мереж, оптимізацію функцій втрат, застосування

нормалізаційних потоків та методів трансформерів для підвищення точності, швидкості та ефективності алгоритмів. Сучасні дослідження демонструють значний прогрес у розвитку генеративних моделей, що підтверджує перспективність подальшого вдосконалення методів image inpainting для досягнення високоякісного та реалістичного відновлення контенту.

У статті [3] запропоновано метод імпейнтингу, який дозволяє видаляти об'єкти на основі текстових інструкцій, забезпечуючи гнучке керування результатом. Дослідження [4] демонструє каскадну модифікацію GAN, що враховує структуру об'єктів на зображенні, підвищуючи точність відновлення складних сцен. В роботі [5] описано підхід для безшовного видалення об'єктів разом із їхніми візуальними ефектами, що дозволяє уникнути помітних артефактів у відновлених ділянках.

Попри значні досягнення, існуючі методи мають певні обмеження. У складних сценах або при видаленні великої кількості об'єктів одночасно можуть виникати спотворення або артефакти. Крім того, застосування великих моделей та обширних наборів даних робить процес навчання та інференсу ресурсомістким і тривалим [6–7]. Ці проблеми визначають актуальність подальших досліджень, спрямованих на підвищення продуктивності, зменшення обчислювальної складності та забезпечення стабільної якості відновлення навіть у складних умовах.

### **Постановка задачі дослідження**

Штучний інтелект сприяв появі численних додатків для видалення об'єктів із зображень, проте більшість із них мають обмеження щодо точності, швидкості або зручності використання. Метою дослідження є розробка системи безшовного видалення об'єктів на будь-яких зображеннях з використанням Python та інтеграцією вдосконаленої функції втрат для підвищення ефективності порівняно з існуючими аналогами.

Дослідження спрямоване на застосування методів генеративних конкурентних мереж (GAN) для задач зафарбовування зображень та оцінки їх реалізації у програмному забезпеченні з використанням удосконалених алгоритмів генерації зображень.

Система має задовольняти наступні вимоги: висока точність відновлення зображень; збереження текстурних та кольорових особливостей; мінімальний час відповіді; відкритість, гнучкість та можливість інтеграції у сторонні рішення.

### **Розробка удосконаленого методу для генерації зображень з унікальною функцією втрат**

Для реалізації системи інтелектуального видалення об'єктів із зображень на основі генеративних конкурентних мереж із кастомною функцією втрат необхідно виконати кілька ключових етапів. Спершу визначаються джерела даних, після чого оцінюється їх якість, характеристики та придатність для навчання моделі. Наступним кроком є обґрунтування вибору методів машинного навчання.

Етапи розробки містять: аналіз доступних датасетів, оцінка обраного датасету Places та опис реалізації методу на основі GAN [8, 9].

GAN-мережа побудована на двох ключових компонентах: генераторі та дискримінаторі. В основі запропонованої системи лежать спеціалізовані алгоритми для забезпечення високоякісного відновлення зображень. Генератор складається з двох підмереж:

- SINet (Semantic Inferring Network) – виділяє семантичні ознаки з вхідного зображення з урахуванням замаскованих областей за допомогою послідовних згорткових шарів.

- GPNet (Global Perceiving Network) – захоплює глобальний контекст, обробляючи як видимі, так і приховані ділянки; використовує розширені згортки для збереження просторової інформації [10].

Після обробки вхідних даних у мережах SINet та GPNet, їхні вихідні значення об'єднуються: оригінальне зображення з маскою інтегрується з відновленим результатом SINet, формуючи повне представлення зображення. Це об'єднане представлення передається до GPNet для подальшого вдосконалення [11]. Такий підхід підвищує якість синтезованих

даних і ускладнює завдання дискримінатора, який повинен ефективно розпізнавати складні патерни та визначати походження зображення [8].

Модель приймає на вхід два об'єкти: бінарну маску, що позначає регіони для відновлення, та саме зображення (реальне або синтезоване). Основна частина дискримінатора складається з шести послідовних конволюційних шарів, які поступово виділяють ознаки з вхідних даних. Останній конволюційний шар застосовує активацію Leaky ReLU, що вводить нелінійність і дозволяє моделювати складні залежності, уникаючи проблеми «вимираючого ReLU». На відміну від стандартного ReLU, Leaky ReLU дозволяє невеликому негативному градієнту проходити через шар, що покращує стабільність навчання [12-13].

Вихід дискримінатора формує вектор ознак, який агрегує характеристики зображення та може бути використаний для оцінки якості згенерованого контенту.

У дослідженні представлено новий підхід до генеративної мережі та спеціалізовану функцію втрат для задач GAN із зафарбовування зображень. Запропоноване рішення усуває проблему недостатньої деталізації, характерну для попередніх методів. Завдяки оптимізованій архітектурі система демонструє покращені результати порівняно з існуючими підходами.

Для GAN моделі розроблено наступні формули, які контролюють навчання генератора та дискримінатора:

$$L_{gen} = -E_x [D(G(x))] + \lambda_1 L_2 + \lambda_2 L_1, \quad (1)$$

$$L_{gen} = E_x [L_{real}(G(x))] + E_z [L_{fake}(G(D(x)))] + \lambda_1 L_2 + \lambda_2 L_1, \quad (2)$$

де  $L_{gen}$  – функція помилки генератора;  $L_{real}$  – функція втрат для реальних зображень;  $E_x$  – це очікування, що зображення є реальних;  $D(G(x))$  – вихід дискримінатора  $D$ , який приймає згенероване зображення  $G(x)$  як вхід;  $E_z$  – очікування за латентними змінними  $z$ ;  $\lambda_1 L_2, \lambda_2 L_1$  – регуляризаційні члени із коефіцієнтами [14].

Завдяки системі інтелектуального видалення, розробленої у межах даного дослідження, користувачі мають змогу модифікувати різні фотографії із мінімальними артефактами, адаптовуючи їх до власних потреб.

Функції втрат оцінюють наскільки компоненти нейронної мережі виконують свої завдання: генератор має відтворювати реалістичні зображення, а дискримінатор – відрізнити справжні від згенерованих. Сигмоїдальна функція на виході дискримінатора перетворює його значення на ймовірність того, що зображення є реальним, що впливає на величину втрат: чим точніша модель, тим менші втрати. Під час навчання ваги й параметри мережі оптимізуються на основі значень функції втрат, що дозволяє алгоритму поступово покращувати точність відновлення.

$$generator\_loss = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N fake\_output_i + \lambda_1 L_{2\_loss} + \lambda_2 L_{1\_loss} \quad (3)$$

$$discriminator\_loss = real\_loss + fake\_loss + \lambda_1 L_{2\_loss} + \lambda_2 L_{1\_loss}, \quad (4)$$

де втрата для реальних зображень

$$real\_loss = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(\sigma(real\_output_i)),$$

та втрата для згенерованих зображень [15]

$$fake\_loss = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(1 - \sigma(real\_output_i))$$

У ході експериментів було протестовано різні функції втрат. Більшість стандартних варіантів або ускладнювали обчислення, або не покращували результати. Запропонована система поєднує декілька типів втрат із можливістю налаштування ваг для кожної з них, що дозволяє генератору створювати більш реалістичні зображення. Зокрема, комбінування адверсарної втрати з L1 та L2 втратами забезпечує високу якість відновлення, зменшуючи розбіжність між оригінальними та відновленими ділянками [15].

Після реалізації системи проведено серію експериментів з метою оцінки її роботи. Тестування проводилося через аналіз візуальних параметрів, що базується на суб'єктивному візуальному сприйнятті. На рис. 1 подано приклад роботи GAN механізму.



Рис. 1. Приклад результату роботи системи: а) початкове зображення, б) видалення дерева з правої частини зображення

Результати показали значне покращення якості відновлення зображень: середнє значення функції втрат генератора знизилось на 65% порівняно з базовою моделлю, а при порівнянні з циклічною втратою спостерігалось покращення 2–3%. При цьому час обчислень залишився стабільним, зростання середнього часу однієї ітерації не перевищувало 2%. Проведена оцінка ефективності кастомної функції втрат демонструє її переваги над стандартними методами та підтверджує практичну цінність для задач image inpainting.

## Висновки

Досліджено актуальні підходи для видалення та створення текстури з метою заповнення потрібних частин. Удосконалено метод генерації контенту із застосуванням унікальної функції втрат, яка за показниками точності та часу виконання перевищує розглянуті конкурентні реалізації. Розроблено систему видалення об'єктів із цифрових зображень, що використовує алгоритм GAN на базі Python та його бібліотек для обробки комп'ютерного зору.

Результати демонструють задовільну якість видалення структур із зображень з мінімальними артефактами, навіть при низькій роздільній здатності за короткий час. Однак,

точність відновлення може знижуватися при роботі із складними чи деталізованими зображеннями. У дослідженні була розроблена методика видалення об'єктів за допомогою інтеграції сучасних типів архітектур нейронних мереж з унікальною функцією втрат.

Розроблене рішення дозволяє автоматизувати процеси редагування зображень, що зменшує витрати часу та ресурсів, необхідних для виконання таких завдань вручну. Система забезпечує доступ до інноваційних технологій для широкого кола користувачів та знижує витрати на спеціалізоване програмне забезпечення. Завдяки цьому розробка має не лише наукове, а й соціально-економічне значення, сприяючи доступності обробки візуальної інформації.

#### Список літератури:

1. Z. Chen, "Generative Adversarial Networks for Image Restoration: Revolutions, Challenges and Future Look," *Theor. Natural Sci.*, vol. 151, no. 1, pp. 202–210, Dec. 2025. doi: <https://doi.org/10.54254/2753-8818/2026.ch30897>.
2. C. Dong, H. Liu, X. Wang, and X. Bi, "Image inpainting method based on AU-GAN," *Multimedia Syst.*, vol. 30, no. 2, Mar. 2024. doi: <https://doi.org/10.1007/s00530-024-01290-3>.
3. Z. Liu and M. Qin, "Research on image inpainting methods based on machine learning," *Appl. Comput. Eng.*, vol. 19, no. 1, pp. 67–74, Oct. 2023. doi: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/19/20231009>.
4. A. B. Yildirim *et al.* "Inst-Inpaint: Instructing to Remove Objects with Diffusion Models." arXiv.org. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.03246>.
5. H. Zheng, Z. Lin *et al.* "CM-GAN: Image Inpainting with Cascaded Modulation GAN and Object-Aware Training." arXiv.org. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.11947>.
6. R. Wei *et al.* "OmniEraser: Remove Objects and Their Effects in Images with Paired Video-Frame Data." arXiv.org e-Print archive. URL: <https://arxiv.org/html/2501.07397v3>.
7. A.-A. Barglazan, R. Brad, and C. Constantinescu, "Image Inpainting Forgery Detection: A Review," *J. Imag.*, vol. 10, no. 2, p. 42, Feb. 2024. doi: <https://doi.org/10.3390/jimaging10020042>.
8. "What is a GAN? - Generative Adversarial Networks Explained - AWS." Amazon Web Services, Inc. URL: <https://aws.amazon.com/what-is/gan/>
9. Liu, X., Hay-Man Ng, A., Lei, F., Zhang, Y., and Li, Z., "GPNet: Simplifying Graph Neural Networks via Multi-channel Geometric Polynomials", *arXiv e-prints*, Art. no. arXiv:2209.15454, 2022. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.15454>.
10. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. URL: <http://www.deeplearningbook.org>.
11. Yuqing Ma *et al.* "Coarse-to-Fine Image Inpainting via Region-wise Convolutions and Non-Local Correlation." *Proceedings of the Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence Main track*. Pages 3123-3129. doi: <https://doi.org/10.24963/ijcai.2019/433>.
12. Линовський, А. О., Мухін, В. Є. "Засоби покращення якості та знешумлення зображень на основі застосування згорткових та рекурентних нейронних мереж." *Телекомунікаційні та інформаційні технології*. 2023. № 1(78). С. 82–89. doi: <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2023.018289>.
13. D. Berdnyk and D. Peleshko, "Image reconstruction using generative neural networks", *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*, vol. 325, no. 5(1), pp. 30–34, Oct. 2023, URL: <https://heraldts.khmnu.edu.ua/index.php/heraldts/article/view/452>.
14. А. Иванов, В. Онищенко, "Методи генерації зображень з використанням мереж GAN," *Адапт. системи автомат. упр.*, vol. 1, no. 42, pp. 153–159, May 2023. doi: <https://doi.org/10.20535/1560-8956.42.2023.279109>.
15. М. В. Семанків and О. В. Ціхун, "Вдосконалення методів імпейнтингу на основі генеративних моделей," *Вісн. Східноукр. нац. ун-ту ім. Володимира Даля*, no. 8(294), pp. 5–10, Oct. 2025. doi: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2025-294-8-5-10>.

Надійшла до редколегії 20.11.2025

#### Відомості про авторів:

**Семанків Марія Василівна** – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук та інформаційних систем, Карпатський національний університет імені Василя Стефаника / Vasyl Stefanyk Carpathian National University, Україна; email: [maria.semankiv@cnu.edu.ua](mailto:maria.semankiv@cnu.edu.ua); ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1314-8923>

**Ціхун Олександр Васильович** – магістрант кафедри комп'ютерних наук та інформаційних систем, Карпатський національний університет імені Василя Стефаника / Vasyl Stefanyk Carpathian National University, Україна; email: [oleksandr.tsikhun@gmail.com](mailto:oleksandr.tsikhun@gmail.com); ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-2975-7853>